知识管理论坛 ISSN 2095-5472 CN11-6036/C
Knowledge Management Forum

E-mail: kmf@mail.las.ac.cn
http://www.kmf.ac.cn

【学术探索】

开放式创新社区中知识重混影响因素研究

——以 Thingiverse 为例

高天 任南
江苏科技大学经济管理学院 镇江 212000

摘要：[目的 / 意义] 探讨开放式创新社区中知识重混的影响因素，为开放式创新社区用户创新和社区可持续发展提供一定的指导和参考。[方法 / 过程] 基于精细加工可能性模型，从知识特征和知识贡献者特征两方面构建开放式创新社区中知识重混的影响因素模型。通过爬取 Thingiverse 社区 3D Printing 模块的客观数据，运用负二项回归对影响因素进行实证研究。[结果 / 结论] 在中心路径中，受关注度、继承性对知识重混均具有显著正向影响，而复杂度对知识重混具有负向影响；在边缘路径中，知识贡献者参与度、内向社交网络中心度、专业知识水平对知识重混均具有显著正向影响。

关键词：开放式创新社区 精细加工可能性模型 知识重混 影响因素

分类号：G302

引用格式：高天 , 任南 . 开放式创新社区中知识重混影响因素研究 : 以 Thingiverse 为例 [J/OL]. 知识管理论坛 , 2022, 7(2): 133-142[引用日期]. http://www.kmf.ac.cn/p/280/.

1 引言

随着 Web 2.0 信息技术的发展，创新不再是独立存在的，越来越多的知名企业基于互联网建立了开放式创新社区（Open Innovation Community，OIC），吸引用户参与到内部产品的创意、研发和推广等创新相关活动中，这类社区已经成为企业产品创新的重要来源 [1]。重混作为开放式创新社区的重要创新模式，一般是指将社区内现有知识产品作为原材料或灵感来进一步创新的“知识重用”过程，在基于互联网的新型创新中发挥着至关重要的作用 [2]。这种新型创新模式极大地活跃了社区的创新氛围，产生的大量重混产品使得社区的创新成果翻倍，已成为除原创之外的第二大创新来源 [3]。但随着社区的发展，不同知识产品的重混贡献出现了显著差异，有些知识产品能够被用户多次重混，产生很多意想不到的重混产品，而有些知识产品却无人问津。因此，深入挖掘什么

基金项目：本文系国家自然科学基金面上项目“企业信息技术双元能力构建过程中 CIO-TMT 知识交互的作用机理研究”（项目编号：71971101）研究成果之一。
作者简介：高天，硕士研究生，E-mail：815687935 @qq.com；任南，教授，博士，硕士生导师。
收稿日期：2021-11-29 发表日期：2022-03-11 本文责任编辑：刘远颖

样的知识产品容易被重混，帮助社区快速识别那些具有高生成性的知识产品，发挥社区中已有创新的潜力，已经成为当前企业开放式创新社区可持续发展的重要问题。

目前学术界重混研究的对象主要包括在线音乐社区、网络社区和开放式创新社区。关于重混影响因素的研究大多基于在线音乐社区和网络社区。一方面，从作品内容本身出发，G. Cheliotis 等 [4] 以在线音乐社区 ccMixter 为对象，研究音乐作品重混的影响因素，发现作品流行度、衍生性和互文性对重混具有显著影响；B.M.HilL 等 [5] 以网络编程社区 Scratch 为对象，探讨编程作品重混的影响因素，发现作品复杂度、累积数对重混具有显著影响。另一方面，创作者特征对重混具有一定的影响，用户在选择音乐作品进行重混时，不仅受到发布时间的影响，还会受到创作者的身份地位、可识别性等因素影响 [6]。基于开放式创新社区的研究主要集中于重混模式分析，M. Wirth 等 [7] 以 Thingiverse 社区为对象，采用社会网络分析的方法确定出线性进化、合并、分叉等十种独特的重混模式；少数学者基于开放式创新社区探讨了知识重混的影响因素，如 Y. Han 等 [8] 探究了创新知识重用过程中流行主题、编码元知识对重混的影响；谭娟等 [9] 基于创新扩散理论探讨了网络创新社区中受关注度、知识复杂度对知识产品重混的影响。

综上所述，现有关于开放式创新社区中重混研究主要集中在重混模式分析以及知识本身特征对重混的影响，较少考虑作为知识贡献者的用户个体特征，尤其是知识贡献者的社交网络如何影响重混。其次，现有文献尚未有一个明确的理论框架，将知识特征和知识贡献者特征结合起来共同探究开放式创新社区中知识重混的影响因素。因此，本研究采用精细加工可能性模型，以 Thingiverse 社区 3D Printing 模块为研究对象，从知识特征和知识贡献者特征两个方面实证分析开放式创新社区中知识重混的影响因素，进一步拓展开放式创新社区中重混创新研究的理论体系，并为企业开放式创新社区的用户创新和可持续发展提供建议指导。

2 理论基础与研究假设

2.1 精细加工可能性模型及其应用研究

精细加工可能性模型（Elaboration Likelihood Model，ELM）是由著名的社会心理学家 R. E. Petty 和 J. T. Cacioppo 提出，用于解释说服性信息加工过程中可能导致态度变化的理论框架 [10]。该模型认为信息接收者处理信息过程中的态度与行为的改变主要受到中心路径和边缘路径的影响。在中心路径中，信息接收者往往需要投入较多的认知努力，对与信息质量相关的论据线索进行仔细分析思考，从而做出相应认知判断；在边缘路径中，信息接收者通常无需耗费太多努力，只需要根据与信息内容相关的启发式线索来评估信息，从而做出相应的推理判断 [11]。目前精细加工可能性模型已广泛应用在信息采纳、知识传播和知识付费等线上行为方面的研究。如 C. Huo 等 [12] 基于 ELM，探讨了社交媒体上健康信息采纳的影响因素，发现信息质量和信息源可信度通过信任这一中介变量对信息采纳产生正向影响。王志英等 [13] 基于 ELM 构建安全应急知识传播模型，发现知识质量和知识源特征对安全突发事件中安全应急知识传播具有显著影响。魏武等 [14] 基于 ELM 研究了线上知识付费用户继续付费意向的影响因素，发现知识产品的内容质量和来源可信度正向影响线上知识付费用户的继续付费意向。

重混的本质是开放式创新社区用户对现有知识产品不断加工处理的一个过程，类似于说服的过程，与信息采纳相似。在开放式创新社区知识重混的过程中，用户不仅会分析知识本身的质量，还会关注知识贡献者的可信度。因此，本文基于 ELM 来解释开放式创新社区中知识重混的过程，将与知识有关的特征作为中心路径，与知识贡献者有关的特征作为边缘路径，深入探讨开放式创新社区中知识重混的影响机制。

知识管理论坛，2022（2）:133-142
DOI: 10.13266/j.issn.2095-5472.2022.011

2.2 中心路径假设

ELM 所指的中心路径主要是对于知识质量的判断，知识质量一般与知识本身的特征有关。本文以 Thingiverse 社区为例进行研究，主要根据知识受关注度、复杂度和继承性来衡量知识质量。

2.2.1 受关注度对知识重混的影响

受关注度是指知识产品获得其他社区用户关注的程度。相关研究表明，关注度越高的创新产品越有可能成为优势产品 [9]。OIC 用户参与知识重混的主要动机是学习，在知识重混的过程中选择具有相对优势的知识产品会导致更好的学习结果 [2]。OIC 用户通过学习和理解具有相对优势的知识产品，增加自身的知识储备，进而在未来提升自身创新能力，刺激重混产品的产生。个人使用也被认为是知识重混的一个重要动机 [15]——利用已有创新知识，创造出新的知识，满足自身需求，从中获益。这种务实的动机会刺激用户尽最大努力去挖掘现有优势知识产品并不断改进。因此，与低关注度的知识产品相比，被高度关注的知识产品具有的相对优势更高，更容易吸引到其他社区用户的注意，促进社区用户评估和改进该知识产品，从而提高知识重混的可能性。故本文提出以下假设：

H1: OIC 中，受关注度对重混具有正向影响。

2.2.2 复杂度对知识重混的影响

复杂度是指社区用户理解和使用现有知识的难度。在开放式创新社区中，用户的认知能力是有限的，往往难以理解复杂度较高的知识产品。OIC 用户在选择知识产品进行重混时，会充分考虑创新过程中的可行性和实用性。简单的知识更容易被社区用户理解和掌握，为社区用户后续改进减少了诸多限制，为未来重混创新的发展提供了更开放的可能性。如 Linux 开源软件，早期阶段发布的项目较为简单，细节不完善，更容易被潜在贡献者理解和构建，也为用户后续改进提供更多参与的途径 [5]。而复杂度较高的知识虽然本身的潜在价值很高，但很大程度上会造成社区用户的认知和理解困惑，并且在后续使用方面可能会存在诸多限制，其可行性较低，难以吸引其他用户的关注和参与。因此，本文提出以下假设：

H2：OIC 中，复杂度对重混具有负向影响。

2.2.3 继承性对知识重混的影响

继承性是指现有知识产品继承或传递了上一代知识产品的属性或功能 [16]。继承创新过程中对知识产品进行了多次加工和迭代，不受约束条件的限制，使其沿着原有的继承链继续重混创新。在线音乐社区 ccMixter 中，通过继承得到的歌曲往往汇聚了许多用户的努力和专业知识，对进一步重混具有更强的吸引力 [17]。在开放式创新社区中，继承得到的创新知识产品相比源创新具有更好的兼容性 [18]。从创新扩散理论来看，与之前想法相兼容的创新知识更符合 OIC 用户现有的认知模式和思维范式，更有可能受到社区用户的欢迎，获得用户的接纳和认可，从而有利于进一步改进现有创新知识。因此，本文提出以下假设：

H3：OIC 中，继承性对重混具有正向影响。

2.3 边缘路径假设

ELM 中的边缘路径主要是对于信源可信度的判断，信源的可信度主要来源于信息来源的可靠性、权威性和专业性 [19]。相应地，在知识重混的过程中，知识贡献者作为知识的来源，其特征会对重混产生重要影响。在 Thingiverse 社区中，可靠性来源于知识贡献者参与度带来的知识资本获得的信任感；权威性根据知识贡献者社交网络带来的社会资本来判断 [20]；专业性来源于知识贡献者的专业知识水平。

2.3.1 参与度对知识重混的影响

参与度是指知识贡献者在 OIC 社区中发布知识产品的数量。用户发布知识产品的数量代表用户参与创新社区的积极性。发布知识产品数量多的知识贡献者可能拥有更多的知识资本，更加值得信任。相关研究表明，网络创新社区中用户发布的产品数量越多，产品知识认 知扩散的广度越大，深度越高 [21]。知识贡献者发布

的知识产品数量越多，获得的反馈越多，通过与社区其他用户的互动和思想交流更有利于促进知识贡献者积累更多的知识资本[22]。知识贡献者积累的知识资本越多，越有利于其更清晰地了解现有产品以及市场，进一步提高其创新能力。随着知识贡献者对产品以及市场的了解，该知识贡献者发布的知识产品越可能具有操作性及经济价值，越有可能被社区用户重混。因此，本文提出以下假设：

H4：OIC中，参与度对重混具有正向影响。

2.3.2 社交网络对知识重混的影响

社交网络是指社区内两个不同用户之间社交关系的强度[23]。已有研究表明，社交网络可以用网络中心度来衡量，分为内向网络中心度和外向网络中心度[24]。内向网络中心度可以直接反映出用户在社交网络中占据的中心地位，内向网络中心度高的用户往往处于社交网络的核心地位，具有较高的声望和社区影响力[25]。如基于视频网站在线数据的实证研究表明，社交网络在用户创作视频的扩散与影响过程中起到重要作用，视频创作者的订阅者越多，内向网络中心度越高，那么其创作的视频传播与扩散的速度越快[26]。在Thingiverse社区中，创新用户也可以选择关注社区中感兴趣的其他用户，关注用户的数量可以衡量外向网络中心度。外向网络中心度高的用户能够从关注的用户那里获得更多有用的创新信息，获取创新信息的渠道更为广泛。综上所述，内向网络中心度高的用户在社区中的影响力更大，发布的创新更容易受到其追随者的关注和参与。外向网络中心度高的用户可以从其关注用户的知识分享中学习，提升自己的知识和技能储备，弥补自身缺陷，进而提高创造力，刺激用户发布更多的高质量创新知识，吸引其他用户关注。因此，本文提出以下假设：

H5a：内向网络中心度对知识重混具有正向影响。

H5b：外向网络中心度对知识重混具有正向影响。

2.3.3 专业知识水平对知识重混的影响

专业知识水平是指知识贡献者对相关专业知识、经验和技能的掌握程度。在开放式创新社区中，用户基于自我知识水平积极发表创意、参与互动。范哲等研究发现专业知识的掌握程度会积极影响用户的社区贡献行为，具有更高专业知识水平的用户对社区的贡献更大，其权威性也更高[27]。在Thingiverse社区中，用户会被要求填写3D设计技能水平，包括初级、中级和高级。用户的专业知识水平能够很好地解释创新知识来源的可靠性，使知识的权威性得到认同。相关研究表明，开放式创新社区中用户的个体专业知识水平决定了其在社区发表的创新质量[28]。用户的专业知识水平越高，掌握的知识、经验和技能越丰富，其提供的产品质量越高、说服力越强，越能够吸引社区用户的关注，从而获得社区用户的信任，提升用户的感知价值，并最终影响重混的可能性。因此，本文提出以下假设：

H6: OIC中，专业知识水平对重混具有正向影响。

基于上述理论分析和研究假设，本文构建了如图1所示的开放式创新社区中知识重混影响因素ELM模型。

3 研究设计

3.1 数据来源

Thingiverse是目前全球领先的3D打印模型设计OIC社区，自社区2008年11月创建以来，用户根据开放许可协议已经发布160多万个3D打印设计，并允许其他社区成员对设计进行评论、打印、制作和重混等。该OIC社区设定了“Remixed From”标签记录该设计从哪些产品继承而来，“Remixes”标签记录该设计被其他用户吸收改进后再创新的情况。因此，Thingiverse社区是测试本文假设的理想场所。本文选取Thingiverse社区中3D Printing模块作为数据来源，通过八爪鱼爬虫软件采集了该社区成立至2021年8月

知识管理论坛，2022（2）:133-142
DOI: 10.13266/j.issn.2095-5472.2022.011

20 日的 3D Printing 模块的设计产品信息和设计产品贡献者信息。为保证数据有效性，剔除重混次数为 0 以及空值或异常值的数据，共获取 6 051 条有效数据。

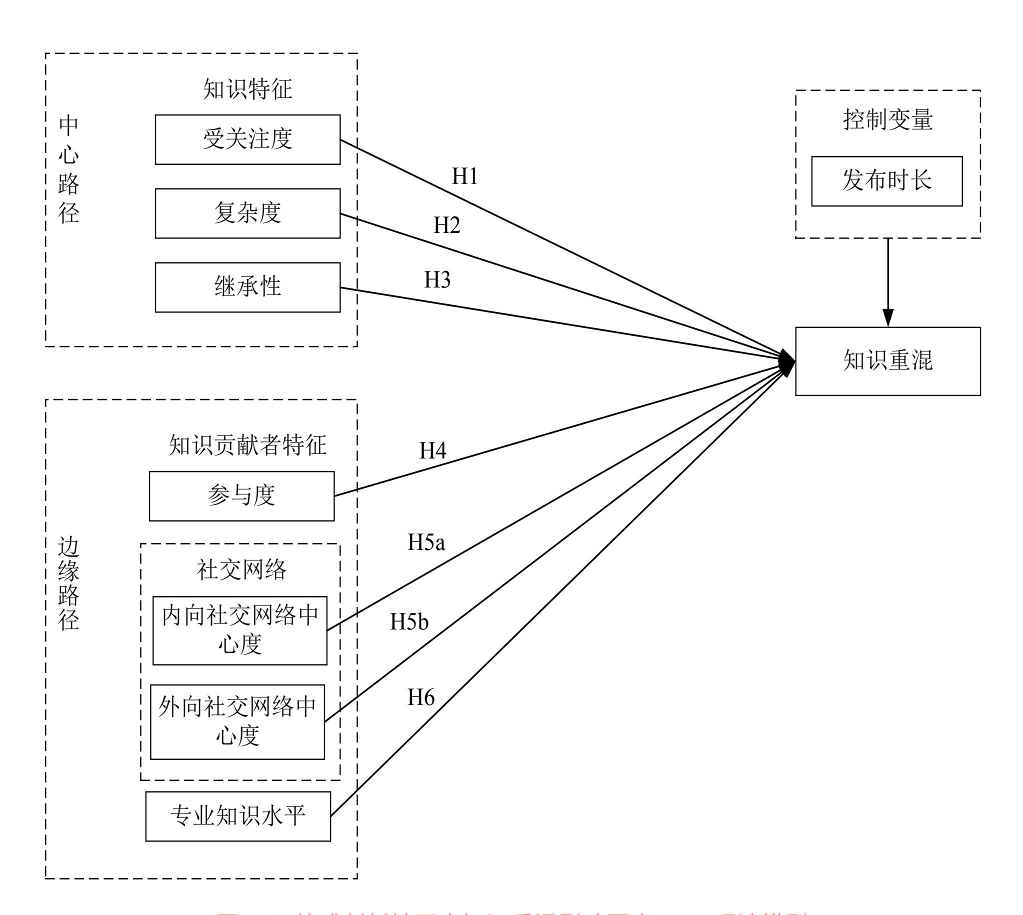


图 1 开放式创新社区中知识重混影响因素 ELM 理论模型

3.2 变量测量

为了验证所提研究假设，本文对因变量、自变量、控制变量的测量与解释见表 1。

3.2.1 因变量

本研究的因变量为重混的次数，使用 Thingiverse 社区中设计主页显示的 Remixes 数量来表示。

3.2.2 自变量

（1）知识特征。知识特征包括受关注度、复杂度和继承性。受关注度通过该设计获得的点赞数和评论数来表示。Thingiverse 社区用户会通过点赞、评论行为来表示自己对设计产品的偏好，点赞数和评论数越多，说明该设计受到的关注度越高。复杂度通过设计页面中可下载文件数量来表示。文件是打印设计的必要条件，复杂的知识产品通常比简单的知识产品需要打印的文件数量多，耗费时间长。继承性通过虚拟变量来表示设计本身是否是通过继承之前的设计而生成，0 不是，1 是。

（2）知识贡献者特征。知识贡献者特征包括参与度、内向社交网络中心度、外向社交网络中心度和专业知识水平。参与度通过用户主页显示的设计数来表示。内向社交网络中心度通过知识贡献者拥有追随者的数量来表示，外向社交网络中心度通过知识贡献者关注其他用户的数量来表示。专业知识水平通过用户主页显示的 3D 设计技能水平来表示。在 Thingiverse

社区中，用户会被要求填写 3D 设计技能水平，包括初级、中级和高级，本文将这三种情况分别编码为三个虚拟变量，DSL1 表示初级，DSL2 表示中级，DSL3 表示高级。

表 1 各变量描述说明

变量类别	维度	变量名称	变量描述	英文名称
因变量		重混	设计被重混的次数	Remixes
自变量	知识特征	受关注度	点赞型受关注度：设计获得点赞数	Likes
			评论型受关注度：设计获得评论数	Comments
		复杂度	设计包含的可下载文件数量	Files
		继承性	设计本身是否是通过继承之前的设计而生成，0 不是，1 是	RemixFrom
	知识贡献者特征	参与度	用户发布设计的数量	Designs
		社交网络	内向社交网络中心度：用户拥有追随者的数量	Followers
			外向社交网络中心度：用户关注其他用户的数量	Following
		专业知识水平	初级：用户 3D 设计技能水平 Novice，表示初级，DSL1 =1，初级；DSL1=0，非初级	DSL1
			中级：用户 3D 设计技能水平 Intermediate，表示中级，DSL2 =1，中级；DSL2=0，非中级	DSL2
			高级：用户 3D 设计技能水平 Advanced，表示高级，DSL3=1，高级；DSL3=0，非高级	DSL3
控制变量		发布时长	数据采集与发布设计时间的间隔月数	Time

3.2.3 控制变量

设计发布的时间越长，被用户浏览到的可能性越大，越可能被重混。因此，为避免由于设计发布时间长短而导致的重混次数差异，本文选取设计发布时长作为控制变量，并通过数据采集与发布设计时间的间隔月数来表示。

3.3 回归模型选择

由于本文因变量重混的数量为计数变量，涉及的自变量为数值变量和分类变量，因此对样本采用计数模型进行处理。计数模型分为泊松模型和负二项模型。由于泊松模型要求因变量均值与标准差相等，而本文样本数据中因变量均值小于标准差，并且存在过度离散现象，因此本文选择负二项回归模型进行假设检验比较合适。

4 实证分析

4.1 描述性统计

本研究使用 Stata15.1 对因变量、自变量与控制变量进行描述性统计，其具体结果如表 2 所示：

表 2 变量描述性统计结果

变量名称	均值	标准差	最小值	最大值
Remixes	5.959	41.774	1	896
Likes	425.260	1 714.076	35	39 692
Comments	26.590	134.747	0	2 134
Files	4.675	8.786	1	202
RemixFrom	0.062	0.241	0	1
Designs	51.029	160.454	1	1 032
Followers	757.199	3 238.089	0	31 275
Following	17.138	83.827	0	1 558
DSL1	0.443	0.497	0	1
DSL2	0.382	0.486	0	1
DSL3	0.175	0.380	0	1
Time	45.174	16.142	0	105

ChinaXiv合作期刊
知识管理论坛，2022（2）:133-142
DOI: 10.13266/j.issn.2095-5472.2022.011

由表 2 可知，除了继承性、专业知识水平和发布时长变量外，其他自变量数据离散程度较大，为了控制潜在离群值的影响，使回归结果更加稳健，本研究对受关注度中的点赞型受关注度（Likes）、评论型受关注度（Comments）、复杂度（Files）、参与度（Designs）、内向社交网络（Followers）、外向社交网络（Following）进行对数化处理，分别定义为 lnLike、lnCom、lnFile、lnDes、lnFol1、lnFol2。若处理过程中，变量中有零值，不能直接进行对数化处理，则进行 ln(x+1) 处理。

4.2 回归分析

本研究使用 Stata15.1 对假设进行回归分析及检验，具体回归结果见表 3。根据 Log likelihood Ratio 显著性和 Pseudo R^2 的值可知，本研究模型的拟合优度较好。

表 3 回归分析结果

变量类别	变量名称	Coef.	Std. Err.	z值
自变量—知识特征	lnLike	0.553***	0.017	32.06
	lnCom	0.241***	0.012	19.69
	lnFile	-0.134***	0.015	-9.16
	RemixFrom	0.173***	0.054	3.23
自变量—知识贡献者特征	lnDes	0.037*	0.015	2.52
	lnFol1	0.034***	0.011	3.24
	lnFol2	-0.016	0.011	-1.40
	DSL1	-0.072*	0.033	-2.17
	DSL3	0.396***	0.036	10.89
控制变量	Time	0.007***	0.001	9.06
	_cons	-2.928***	0.088	-33.23
	Log likelihood	-10 821.399		
	Pseudo R2	0.308		
	LR test of alpha=0	2.3e+04		

注：*0.05 水平（双侧）上显著，**0.01 水平（双侧）上显著，***0.001 水平（双侧）上显著

根据上述模型的回归结果，具体分析讨论如下：

（1）中心路径对知识重混的影响。①受关注度中点赞型受关注度的回归系数为 0.553，P 值小于 0.001，评论型受关注度的回归系数为 0.241，P 值小于 0.001，表明点赞型受关注度、评论型受关注度对重混均具有显著正向影响，故假设 1 得到支持，且点赞型的受关注度比评论型的受关注度影响更大。②复杂度的回归系数为 -0.134，P 值小于 0.001，表明复杂度对重混具有显著负向影响，这说明复杂度越高，越容易造成用户理解认知困难，重混的可能性越小，故假设 2 得到支持。③继承性的回归系数为 0.173，P 值小于 0.001，表明继承性对重混具有正向影响，在继承创新过程中，继承行为对创新知识的优化和改善属于对源创新的重要优化和完善，会得到更多用户关注并进一步创新，故假设 3 得到支持。

（2）边缘路径对知识重混的影响。①知识贡献者参与度的回归系数为 0.037，P 值小于 0.05，表明参与度对重混具有显著正向影响，故假设 4 得到支持。②内向社交网络中心度的回归系数为 0.034，P 值小于 0.001，表明内向社交网络中心度显著正向影响重混，故假设 5a 得到支持。但外向网络中心度的回归系数为 -0.016，P 值大于 0.05，表明外向网络中心度不会对重混产生影响。原因可能是如果一个知识贡献者拥有追随者越多，其往往可能是社区领导者，拥有较高的专业知识技能，所发布的知识产品具有的潜在价值越高，更容易吸引社区用户的关注并进一步创新；而关注人数较多的知识贡献者往往可能是社区跟随者，拥有较低的专业知识技能，发布知识产品的价值较低，不容易获得用户的关注和信任。因此，假设 5b 不成立。③以中级专业知识水平的知识贡献者为参照组，初级专业知识水平贡献者的回归系数为 -0.072，P 值小于 0.05，这表明初级专业知识水平的知识贡献者对重混的影响低于中级专业知识水平的知识贡献者；高级专业知识水平贡献者的回归系数为 0.396，P 值小于 0.001，这表明高级专业

知识水平的知识贡献者对重混的影响高于中级专业知识水平的知识贡献者。这说明知识贡献者的专业知识水平越高，其掌握的知识、经验和技能越丰富，发布的知识产品具有的潜在价值越高，更容易吸引社区用户的关注，获得社区用户的信任并进一步创新，故假设6得到支持。

根据负二项回归模型分析结果，本研究所提假设的验证结果汇总如表 4 所示：

表 4 假设验证结果汇总

研究假设	影响关系	验证结果
H1	受关注度对重混具有正向影响	支持
H2	复杂度对重混具有负向影响	支持
H3	继承性对重混具有正向影响	支持
H4	参与度对重混具有正向影响	支持
H5a	内向社交网络中心度对重混具有正向影响	支持
H5b	外向社交网络中心度对重混具有正向影响	不支持
H6	专业知识水平对重混具有正向影响	支持

5 结论与展望

5.1 研究结论

本研究基于精细加工可能性模型，从知识特征和知识贡献者特征两个方面构建开放式创新社区中知识重混的影响因素模型，通过收集 Thingiverse 社区 3D Printing 模块的真实数据，对理论模型进行实证分析，分析结果表明，在中心路径中，受关注度、继承性对知识重混具有显著正向影响，复杂度对知识重混具有负向影响；在边缘路径中，知识贡献者参与度、内向社交网络中心度、专业知识水平对知识重混均具有显著正向影响。本研究对开放式创新社区中重混创新等相关领域的研究有着重要的理论和实践贡献。

在理论方面，本研究采用精细加工可能性模型为分析框架，以一个新的视角构建开放式创新社区中知识重混的影响因素模型，并不同于以往的研究，从知识特征和知识贡献者特征两个维度探究开放式创新社区中知识重混的影响因素，丰富了开放式创新社区中重混的研究内容，也为今后探讨重混领域的相关研究提供了理论参考。

在实践方面，本研究为 OIC 用户创新与社区管理提供相关对策及建议，具体如下：

（1）为 OIC 用户创新提供一定的指导。①用户应该多发布精准简洁、符合其认知水平、可理解性较高的知识产品，以提高它们被重混的可能性。②用户应该积极学习相关专业性知识，努力提高自己的专业知识水平和认知能力，以获得社区其他用户的认可。

（2）为 OIC 社区管理者引导用户重混提供一些建议。①社区管理者应重视受关注度较高的优势知识产品，按照点赞数和评论数对其进行排序，采用这种排序系统引导用户围绕受关注度高的优势产品进行观察学习和改进创新，进一步创造出更有价值的重混产品。②社区管理者应注重对知识复杂度的精细化管理，简化用户对知识产品的认知理解过程，通过设计更为精细化的分享机制提升创新知识的可理解性和可行性。③社区管理者应注重对社区继承知识产品的管理，积极引导社区用户对“Remixed From”标签的关注。④社区管理者应注重对用户的关注行为进行引导，帮助社区用户扩大个人在社区的社交网络。⑤社区管理者应重视积极参与创新和高级专业知识水平的用户群体，通过设计多元化激励机制，鼓励他们不断创新，营造一个积极的创新氛围。

5.2 研究展望

本研究仍存在一些不足之处：①本研究仅选取了 Thingiverse 社区中 3D Printing 一个模块进行实证研究，数据收集范围有限，所得的研究结果可能无法反映出完全真实的情况。后续研究可以收集更全面的数据，也可以选取同类社区进行验证研究，提高研究结论的普适性。②本研究探讨的知识重混影响因素不够全面，

知识管理论坛，2022（2）:133-142
DOI: 10.13266/j.issn.2095-5472.2022.011

未来的相关研究可以考虑更多的因素，如评论质量或情感等因素对重混的影响。③本研究未考虑各个因素之间的关系，各个影响因素之间的交互作用以及它们对知识重混的影响机制也是值得关注的研究方向。

参考文献：

[1] 王松 , 杨洋 , 刘新民 . 基于图注意力网络的开放式创新社区用户创意潜在价值发现研究 [J]. 数据分析与知识发现 , 2021, 5(11): 89-101.

[2] STANKO M A. Toward a theory of remixing in online innovation communities[J]. Information systems research, 2016, 4(27): 773-791.

[3] FLATH C M, FRIESIKE S, WIRTH M, et al. Copy, transform, combine: exploring the remix as a form of innovation[J]. Journal of information technology, 2017, 32(4): 306-325.

[4] CHELIOTIS G, HU N, YEW J, et al. The antecedents of remix[C]//Proceedings of ACM conference on computer supported cooperative work & social computing. New York: ACM , 2014: 1011-1022.

[5] HILL B M, MONROY-HERNANDEZ A. The remixing dilemma: the trade-off between generativity and originality[J]. American behavioral scientist, 2013, 57(5): 643-663.

[6] CALEFATO F, GIUSEPPE I, FILIPPO L, et al. Investigating crowd creativity in online music communities[C]//Proceedings of the ACM on human-computer interaction. New York: ACM, 2018, 2: 61-70.

[7] WIRTH M, FRIESIKE S, FLATH C M, et al. Patterns of remixes or where do innovations come from: evidence from 3D Printing[C]// Proceedings of the european conference on information systems. Münster: ECIS, 2015: 1-10.

[8] HAN Y, OZTURK P, NICKERSON JEFFREY V. Leveraging the wisdom of the crowd to address societal challenges: revisiting the knowledge reuse for innovation process through analytics[J]. Journal of the association for information systems, 2020, 21(5): 1128-1152.

[9] 谭娟 , 谷红 , 苗冬青 . 网络创新社区知识产品重混影响因素的实证研究 [J]. 科技管理研究 , 2020, 40(3): 8-13.

[10] PETTY R E, CACIOPPO J T. The elaboration likelihood model of persuasion[J]. Advances in experimental social psychology, 1986, 19: 123-205.

[11] 张梦雅 , 王秀红 . 精细加工可能性模型研究现状及应用领域分析 [J]. 图书情报研究 , 2018, 11(4): 73-79.

[12] HUO C, MIN Z, MA F. Factors influencing people's health knowledge adoption in social media: The mediating effect of trust and the moderating effect of health threat[J]. Library hi tech, 2018, 36(5): 129-151.

[13] 王志英 , 邓航宇 , 王念新 , 等 . 问答社区信息安全突发事件应急知识传播模型研究 [J]. 情报杂志 , 2019, 38(10): 136-145.

[14] 魏武 , 谢兴政 . 线上知识付费用户继续付费意向影响因素研究 [J]. 数据分析与知识发现 , 2020, 4(8): 119-129.

[15] KHEDHAOURIA A, JAMAL A. Sourcing knowledge for innovation: knowledge reuse and creation in project teams[J]. Journal of knowledge management, 2015, 19(5): 932-948.

[16] OEHLBERG L, WILLETT W, MACKAY W E. Patterns of physical design remixing in online maker communities[C]//Proceedings of the 33rd annual ACM conference. New York: ACM , 2015: 639-648.

[17] CHELIOTIS G, Yew J. An analysis of the social structure of remix culture[C]//Proceedings of the fourth international conference on communities & technologies. New York: ACM, 2009: 165-174.

[18] ORLIKOWSKI W J. Sociomaterial practices: exploring technology at work[J]. Organization studies, 2007, 28(9): 1435-1448.

[19] CHANTHIKA P. The persuasiveness of source credibility: a critical review of five decades' evidence[J]. Journal of applied social psychology, 2004, 34(2): 243-281.

[20] 单英骥 , 邵鹏 . 在线教育社区主播网络嵌入与付费知识持续分享效果研究 [J]. 现代情报 , 2020, 40(6): 68-75.

[21] 张静 , 郭伟 , 王磊 , 等 . 用户交互对产品知识认知扩散的影响及社区激励研究 [J]. 科技进步与对策 , 2018, 35(16): 7-15.

[22] 王楠 , 陈详详 , 祁运丽 , 等 . 基于详尽可能性模型的用户创新社区创意采纳影响因素研究 [J]. 中国管理科学 , 2020, 28(3): 213-222.

[23] STEFFES E M, BURGEE L E. Social ties and online word of mouth[J]. Internet research, 2009, 19(1): 42-59.

[24] SMITH T, COYLE J R, LIGHTFOOT E, et al. Reconsidering models of influence: the relationship between consumer social networks and word-of-mouth effectiveness[J]. Journal of advertising research, 2007, 47(4): 387-397.

[25] FREEMAN L C. Centrality in social networks: conceptual

clarification[J]. Social network, 1979, 1(3): 215-239.
[26] 彭卫 , 宋苏娟 . " 互联网 +" 环境下在线教育视频流行度的影响因素研究 —— 以 bilibili 网站教育视频为例 [J]. 河南工业大学学报 (社会科学版), 2020, 36(5): 39-45.
[27] 范哲 , 张乾 . MOA 视角下的问答网站用户贡献行为研究 [J]. 图书与情报 , 2015(5): 123-132.
[28] 虞洁攀 , 李海刚 . 内外生双视角下虚拟社区用户共创绩效的影响因素 [J]. 科技管理研究 , 2021, 41(4): 205-210.

作者贡献说明：
高　天：负责确定论文研究思路、整理与分析数据及撰写论文初稿；
任　南：负责指导论文选题，检查论文逻辑结构及修改论文细节。

Research on Influencing Factors of Knowledge Remixing in Open Innovation Communities: Taking Thingiverse as an Example

Gao Tian Ren Nan
School of Economics and Management, Jiangsu University of Science and Technology, Zhenjiang 212000

Abstract: [Purpose/Significance] This study explores the influencing factors of knowledge remixing in open innovation community, so as to provide some guidance and reference for user innovation and sustainable development of open innovation communities. **[Method/Process]** Based on the elaboration likelihood model, this paper constructed the influencing factor model of knowledge remixing in open innovation communities from two aspects of knowledge characteristics and knowledge contributor characteristics. Through crawling the objective data of 3D printing module of Thingiverse, this paper conducted empirical research on the influencing factors by using negative binomial regression. **[Result/Conclusion]** The results show that in the central path, attention and inheritance have a significant positive impact on knowledge remixing, but complexity has a negative effect on knowledge remixing; In the marginal path, knowledge contributor participation, inward social network centrality and professional knowledge level have a significant positive impact on knowledge remixing.

Keywords: open innovation community　elaboration likelihood model　knowledge remixing　influencing factors